

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2520266

基于视觉约束的无人叉车多传感器 SLAM 系统研究^{*}肖俊杰¹ 王冠凌¹ 程 军^{2,3} 汪步云^{2,3} 许德章^{2,3}

(1. 安徽工程大学集成电路学院 芜湖 241000; 2. 安徽工程大学人工智能学院 芜湖 241000;

3. 安徽工程大学安徽省机器人产业共性技术研究中心 芜湖 241007)

摘 要: 面向仓储无人叉车长期自主导航过程中易出现的累计漂移问题,基于 LeGO-LOAM 框架构建了一套融合地面 Aruco 标记的定位系统。系统利用 LiDAR 提供连续里程计约束,Aruco 标记在被识别时提供全局位姿锚点,二者通过因子图进行后端优化融合。针对工程部署场景,给出了标记布置策略、传感器外参标定流程以及图优化权重设定方法。实验在室内-走廊真实环境中进行验证,定位均方根误差(RMSE)由 0.635 1 m 降至 0.272 8 m(下降 57.0%)。在部分标记遮挡情况下仍保持稳定性能。结果表明,该方案具备实现成本低、易部署、可维护性强等工程优势,适用于仓储物流场景中的自主导航任务。

关键词: 无人叉车;Aruco 标记;LeGO-LOAM;多传感器融合;定位精度

中图分类号: TN249; TN951 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Research on a multi-sensor SLAM system for unmanned
forklifts based on visual constraintsXiao Junjie¹ Wang Guanling¹ Cheng Jun^{2,3} Wang Buyun^{2,3} Xu Dezhang^{2,3}

(1. School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

2. School of Artificial Intelligence, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

3. Anhui Research Center for Generic Technologies in Robot Industry, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241007, China)

Abstract: To address the cumulative drift issue commonly encountered during long-term autonomous navigation of unmanned forklifts in warehouses, this paper presents a localization system based on the LeGO-LOAM framework, which incorporates ground-mounted Aruco markers. The system utilizes LiDAR to provide continuous odometry constraints, while the Aruco markers offer global pose anchors upon detection. These two sources of information are fused through back-end factor graph optimization. For practical engineering deployment, this paper details the marker arrangement strategy, sensor extrinsic calibration process and the method for setting graph optimization weights. Experiments conducted in a real indoor corridor environment demonstrate that the root mean square error (RMSE) of localization is reduced from 0.635 1 m to 0.272 8 m (a decrease of 57.0%). The system maintains stable performance even under partial marker occlusion. The results indicate that this solution offers significant engineering advantages, including low implementation cost, ease of deployment and strong maintainability, making it suitable for autonomous navigation tasks in warehouse logistics scenarios.

Keywords: unmanned forklift; Aruco markers; LeGO-LOAM; multi-sensor fusion; localization accuracy

0 引 言

随着工业自动化和智能物流的不断发展,无人叉车作为关键的智能装备,已在仓储与生产环境中得到广泛应用。通过自主导航技术,无人叉车能够在复杂且动态的环境中

高效地执行物料搬运任务。然而,随着运行时间的延长,其定位精度下降与漂移问题逐渐显现,严重影响了无人叉车的运行稳定性与安全性^[1-3]。造成这些问题的主要原因是当前主流基于激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)的惯性导航系统在大规模、长时运行环境中存在不

收稿日期:2025-11-22

^{*} 基金项目:安徽省自然科学基金(2508085MF170)、安徽省高校自然科学基金(2023AH050926)、安徽省高校协同创新项目(GXXT-2023-076)、安徽未来科技研究院合作项目(2023qyhz35)资助

可避免的累积误差^[4]。尽管 LeGO-LOAM 通过融合 LiDAR 与惯性测量单元数据,提高了环境感知与定位精度,但在长时间运行过程中仍存在漂移问题,尤其是在缺乏明显特征的环境中,这一问题更为突出^[5]。

为了解决上述问题,多传感器融合与视觉辅助 LiDAR 技术已成为提升无人叉车定位精度的研究热点^[6]。目前主流的视觉同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)算法包括 ORB-SLAM^[7]、Mono-SLAM、PTAM 和 SVO^[8]等。这些方法均通过特征点跟踪及多种优化技术来估计相机运动轨迹与周围环境的三维结构,各自具有不同的优缺点,适用于不同复杂与动态的场景^[9]。其中, Mono-SLAM 通过在图像中跟踪稀疏特征点,并利用扩展卡尔曼滤波来估计相机运动及环境三维结构^[10]。PTAM 则通过在跟踪相机位姿的同时,在空闲时段构建稀疏三维地图,从而提升了系统的实时性与精度^[11]。与之不同, SVO 不依赖特征点,而是直接利用图像的像素强度信息来估计相机运动,显著提升了计算效率,并在快速运动及低纹理场景中表现出良好的鲁棒性。

基于激光的 SLAM 方法包括 LOAM^[12]、Cartographer^[13]和 LeGO-LOAM^[14]等算法。LOAM 将系统分为两部分, LiDAR odometry 用于估计局部运动,而 mapping 模块负责生成全局三维地图,在动态环境中表现出优异的性能。由 Google 开发的 Cartographer 是一种通用型算法,适用于二维和三维 SLAM,该算法通过融合 LiDAR、IMU 及其他传感器数据,并结合图优化生成高精度地图,同时支持实时定位与回环检测^[15]。LeGO-LOAM 是对 LOAM 的改进版本,针对稀疏且结构化的环境进行了优化,具有更轻量化的计算需求,在保持精度的同时提升了系统的实时性与适用性^[16-17]。近年来的研究逐渐转向多模态融合方案,例如 Zhang 等^[18]提出的 LeGO-LOAM-FN 针对复杂环境

优化了激光里程计的匹配机制。而 Liu 等^[19]构建的 LVI-Fusion 系统通过紧耦合视觉、激光与惯性信息,显著提升了系统的鲁棒性。Wang 等^[20]在真实仓储环境下的最新验证也表明了融合多源观测约束是解决单一 SLAM 算法漂移问题的关键途径。此外,黄超等^[21]提出 VIG-SLAM 算法,实现视觉/惯导/轮速计紧耦合定位系统与 GPS 数据的自适应融合,解决了 GPS 不稳定的环境下定位性能不稳定的问题。

Aruco 标记由 Garrido-Jurado 等^[22]首次提出,因其易检测、识别速度快及对环境变化的强鲁棒性,已成为提升自主导航系统精度的有效工具。经过多年的发展,基于 Aruco 的多种定位与导航算法相继出现。例如 Romero-Ramirez 等^[23]提出了一种基于 Aruco 标记的室内定位系统,采用快速 Aruco 检测方法,显著提升了室内定位的实时性与精度,尤其适用于低资源计算平台。基于 Aruco 标记进行位姿估计,尤其是在与 SLAM 算法结合时,能够有效抑制累积误差,提升系统的长期鲁棒性^[24]。

基于此,本文在 LeGO-LOAM 的基础上构建了一套基于 LiDAR 与 Aruco 标记融合的室内仓储无人叉车定位系统(Aruco-LOAM)。系统通过 LiDAR 模块获得连续相对位姿,通过图像模块识别地面 Aruco 标记并获取绝对位姿,并在后端利用因子图实现两类信息的融合。

1 系统设计与实现

本文构建的定位系统由 LiDAR 点云处理模块、Aruco 标记检测模块、后端因子图优化模块以及坐标标定与时间同步模块组成。系统整体框架如图 1 所示, LiDAR 负责提供连续的局部相对位姿估计,当检测到 Aruco 标记时,系统根据标记的已知尺寸与编号解算全局位姿锚点,并将其引入后端优化进行误差校正,从而实现长期稳定的定位效果。

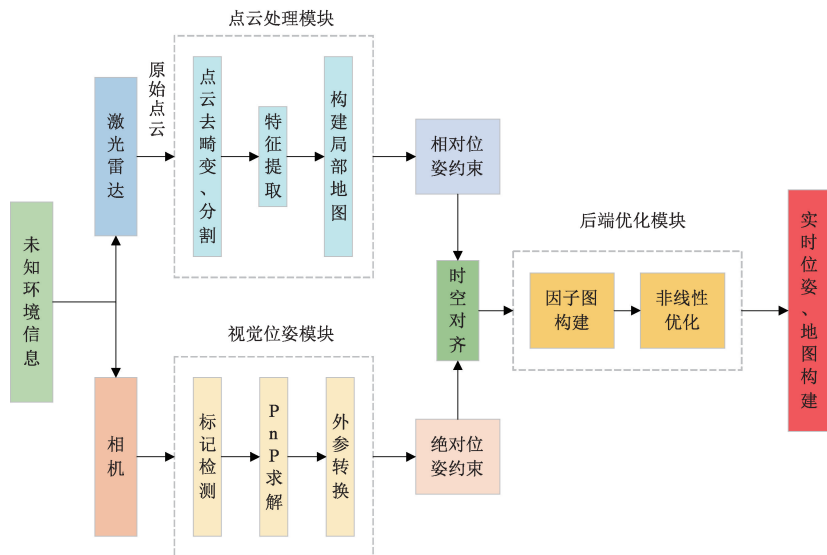


图 1 Aruco-LOAM 融合系统架构

Fig. 1 Architecture of the Aruco-LOAM fusion system

1.1 系统总体架构

首先, LiDAR 点云处理模块基于 LeGO-LOAM, 对点云进行特征提取、配准与局部地图构建, 并输出相邻帧之间的相对位姿, 用于提供短时连续的几何约束。与此同时, 车载相机实时采集图像, 使用 Aruco 标记检测算法提取标记角点, 并结合标记的已知尺寸与相机内参, 通过 PnP 求解得到相机相对于标记的位姿。该位姿作为全局绝对约束引入, 用于抑制长时间运行中累积产生的漂移。

为实现多传感器信息的统一融合, 系统首先依据时间戳对 LiDAR 与相机测量进行同步, 并通过预标定的外参将视觉位姿变换至与 LiDAR 一致的参考坐标系中。随后, 后端图优化模块以各时刻的全局位姿为节点, 引入 LiDAR 相对位姿作为局部连续约束, 并将 Aruco 计算得到的绝对位姿作为全局锚定因子, 共同构建因子图并执行非线性优化。

1.2 标记位姿求解及映射

为统一坐标关系, 设全局坐标系为 G, LiDAR 坐标系为 L, 相机坐标系为 C, Aruco 标记坐标系为 M。相机与 LiDAR 的外参表示为:

$$\mathbf{T}_L^C = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^C & \mathbf{t}_L^C \\ \mathbf{O} & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

LeGO-LOAM 前端基于点云特征匹配估计相邻帧之间的相对位姿:

$$\mathbf{Z}_{i,j} = (\mathbf{T}_G^{L,i})^{-1} \mathbf{T}_G^{L,j} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{T}_G^{L,i}$ 为第 i 帧 LiDAR 在全局坐标系下的位姿。该约束提供局部连续性, 但会随系统运行累积漂移。

Aruco 绝对位姿获取与坐标映射, 标记 4 个角点 $\mathbf{P}_{M,i}$ 与其图像投影 (u_i, v_i) 满足:

$$\lambda \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} [\mathbf{R}_C^M \quad \mathbf{t}_C^M] \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{M,i} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

经过 PnP 求解得到相机相对标记位姿为:

$$\mathbf{T}_C^M = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_C^M & \mathbf{t}_C^M \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

若标记在全局坐标系下位置已知为 $\mathbf{T}_G^M$, 则相机全局位姿为:

$$\mathbf{T}_G^C = \mathbf{T}_G^M (\mathbf{T}_C^M)^{-1} \quad (5)$$

再由外参得到 LiDAR 在全局下的视觉观测位姿为:

$$\mathbf{T}_G^{L,aru} = \mathbf{T}_G^C \cdot \mathbf{T}_L^C \quad (6)$$

该位姿作为全局锚点用于漂移校正。视觉标记的检测示意图如图 2 所示。

1.3 误差传播模型分析

为了明确视觉约束的精度衰减机理, 本研究建立了从图像像素空间到 LiDAR 全局坐标系的误差传播模型。首先, 图像角点检测误差 δp 直接导致重投影误差的变化, 通过泰勒展开可获得图像噪声与相机相对于标记的位姿扰动 $\Delta \xi_{CM}$ 之间的线性映射关系:

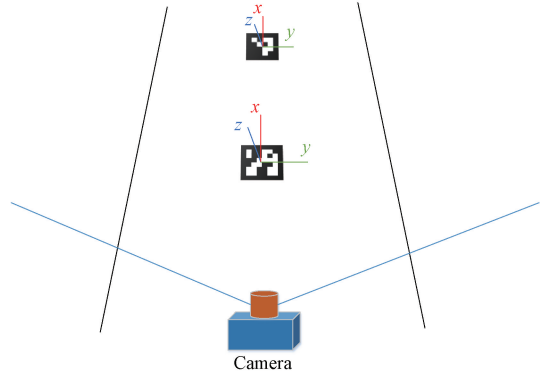


图 2 Aruco 标记检测

Fig. 2 Aruco marker detection

$$\Delta \xi_{CM} \approx -(\mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}_p^{-1} \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}_p^{-1} \cdot \delta p \quad (7)$$

其中, $\mathbf{J}$ 为重投影误差对位姿变换的雅可比矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}_p$ 为像素坐标测量的协方差矩阵。

最终由视觉约束计算出的位姿误差 $\Delta \mathbf{T}_{GL}^{\text{visual}}$ 不仅继承了位姿解算的随机误差, 还受到外参标定误差 $\delta \mathbf{T}_{LC}$ 的二次叠加。其完整误差传播模型可表示为:

$$\mathbf{T}_{GL}^{\text{visual}} = \mathbf{T}_{GM} \cdot (\mathbf{T}_{CM} \cdot \exp(\Delta \xi_{CM}))^{-1} \cdot (\mathbf{T}_{LC} \cdot \exp(\Delta \xi_{LC})) \quad (8)$$

在本系统的工程实现中, 由于车载相机安装视角与安装高度固定, 使得有效观测距离 d 保持在较小的恒定范围内。这种构型设计极大地抑制了雅可比矩阵 $\mathbf{J}$ 的退化现象, 确保了视觉锚点作为全局绝对约束的数值稳定性。

1.4 时空同步与位姿时间插值

由于相机与 LiDAR 采样频率不同, 视觉绝对位姿 $\mathbf{T}_G^{L,aru}$ 的时间戳 t_k 一般不与 LiDAR 关键帧时间戳 t_i 完全对齐。因此, 需要对 LiDAR 位姿在时间上进行插值, 使两者在时间上对齐。设 $t_i \leq t_k \leq t_{i+1}$, 则 LiDAR 在时刻 t_k 的位姿可写为:

$$\mathbf{T}_G^L(t_k) = \text{Interp}(\mathbf{T}_G^L(t_i), \mathbf{T}_G^L(t_{i+1}); a_k) \quad (9)$$

其中, 插值因子为:

$$a_k = \frac{t_k - t_i}{t_{i+1} - t_i} \quad (10)$$

Interp 表示位姿插值函数, 实际插值在李代数空间中完成, 即:

$$\mathbf{T}_G^L(t_k) = \mathbf{T}_G^L(t_i) \cdot \text{Exp}(a_k \cdot \text{Log}((\mathbf{T}_G^L(t_i))^{-1} \mathbf{T}_G^L(t_{i+1}))) \quad (11)$$

其中, $\text{Exp}()$ 为李群指数映射, $\text{Log}()$ 表示 $\text{SE}(3)$ 到其李代数 $\mathfrak{se}(3)$ 的对数映射。

通过该插值, 视觉锚点对应到与 LiDAR 优化节点一致的时间位置, 从而保证两类约束在因子图中的一致性与可观测性。

1.5 后端融合与图优化实现

系统以 $\mathbf{X}_i = \mathbf{T}_G^{L,i}$ 表示第 i 时刻 LiDAR 位姿节点。LeGO-LOAM 提供的相对约束残差为:

$$r_{i,j}^{\text{lidar}} = \text{Log}(\mathbf{Z}_{i,j}^{-1}(\mathbf{X}_i^{-1}\mathbf{X}_j)) \quad (12)$$

Aruco 绝对位姿提供全局锚点约束为:

$$r_k^{\text{aru}} = \text{Log}((\mathbf{T}_G^{\text{L,aru}})^{-1}\mathbf{X}_k) \quad (13)$$

两类约束共同构成优化目标为:

$$\min \sum_{(i,j)} \|r_{i,j}^{\text{lidar}}\|_{\mathbf{\Omega}_{ij}}^2 + \sum_k \|r_k^{\text{aru}}\|_{\mathbf{\Lambda}_k}^2 \quad (14)$$

其中, $\mathbf{\Omega}_{ij}$ 与 $\mathbf{\Lambda}_k$ 分别为两类约束的信息矩阵,通过系统化调参确定。其权重比例以优化后轨迹的整体精度为目标进行迭代调整,最终使激光里程计的连续性与 Aruco 标记的绝对精度达到最佳平衡。图 3 所示为后端图优化实现的因子。

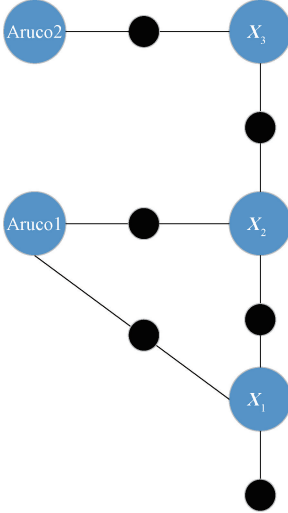


图 3 基于视觉标记的因子

Fig. 3 Factor graph based on visual markers

2 实验平台与测试环境

为了验证算法的有效性,本研究分别对融合系统与 LeGO-LOAM 进行了对比实验,重点评估其在定位精度与误差累积方面的性能表现。由于本研究面向仓储类地面移动平台,属于低速移动设备,因此采用 LiDAR 里程为对比基线,未引入针对高动态场景设计的 LIO-SAM 等惯导紧耦合系统。

2.1 实验硬件与软件平台

图 4 所示为实验的硬件平台。实验硬件平台由以下部分组成:电动仓储系列 CDD15 堆垛式叉车、速腾 Helios 16 线 LiDAR、用于检测 Aruco 标记并获取视觉位姿信息的 4K 摄像头以及用于辅助位姿估计的惯性测量单元。车载工业计算机型号为 U11MV-BX524F1,基于 Intel 第 11 代 Core 平台设计,搭载 Intel Core i7-1165G7 与 Celeron 6305E 处理器。实验软件平台采用 Ubuntu 18.04 操作系统,运行 ROS Melodic 框架。

2.2 测试场景与数据集

为验证融合系统在真实仓储环境中的性能,本研究构建了一个贯穿室内仓储区与连接走廊的连续测试场景。

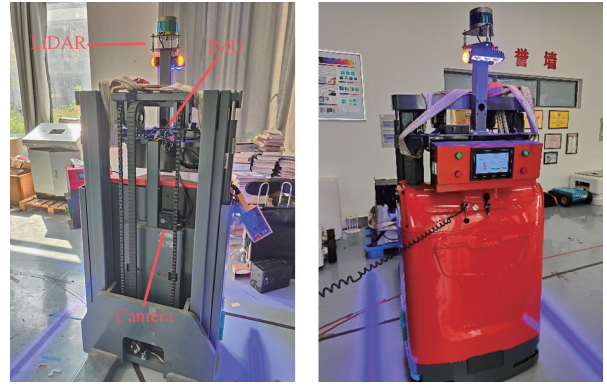


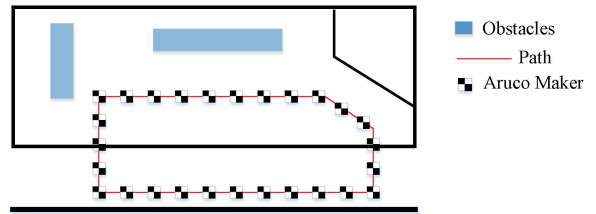
图 4 CDD15 堆垛式叉车实验平台

Fig. 4 CDD15 stacking forklift experimental platform

该场景由两部分组成:一侧为约 $30\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的室内模拟仓储区域,包含货架、通道与转角等结构特征;另一侧为宽度约 2.2 m 、长度约 15 m 的狭长走廊通道。该场景具有明亮室内与昏暗走廊的光照突变路径。这种跨区域设置集成了视野收缩、纹理稀疏及剧烈光照变化等多重干扰,旨在重点评估 SLAM 算法在结构过渡与非恒定光照条件下的鲁棒性,测试场景如图 5 所示。



(a) 测试场景
(a) Test scenario



(b) 场景示意图
(b) Schematic diagram

图 5 室内测试场景

Fig. 5 Indoor testing environment

标记参数的选取需兼顾视觉检测鲁棒性与 LiDAR 漂移抑制需求。本研究基于物理约束与误差模型对参数进行了优化。在尺寸方面,基于相机安装高度与运动模糊特性,为确保角点提取满足最小像素约束,即 $N > 30\text{ pixel}$,经反推选定 15 cm 边长。该尺寸在地面投影宽度约 120 pixel ,提供了充足的采样冗余以抵抗动态模糊。

在间距方面,为将系统的线性漂移限制在容许误差内。如图 6 所示,经过对比实验证实,当间距扩大至 3.0 m 时,均方根误差(root mean square error, RMSE)显著发散;而加密至 0.8 m 时,精度收益出现边际效应递减。综合考虑工程安全裕量,本系统设定 1.5 m 为标准间距。

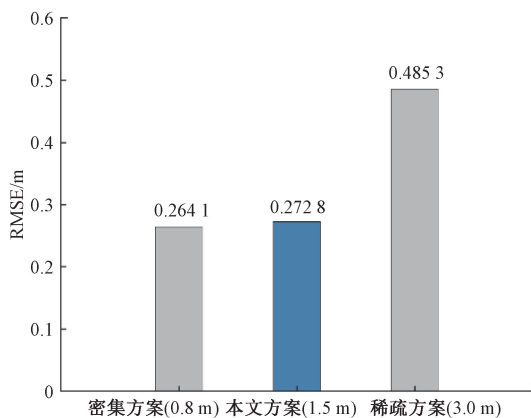
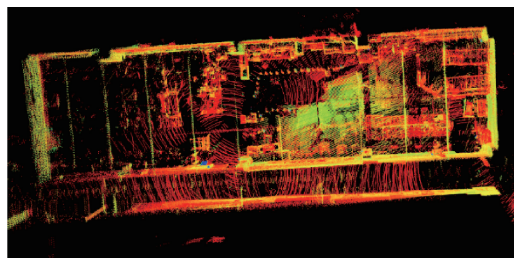


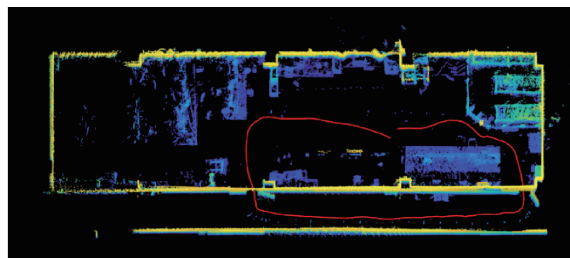
图 6 不同标记布置方案的定位精度对比

Fig. 6 Comparative analysis of localization accuracy under different marker configurations

在数据采集阶段,操作员以恒定低速遥控无人叉车沿测试路径行驶,同时记录 LiDAR 点云、相机图像、IMU 数据及系统时间戳等原始传感器信息,形成用于算法运行的



(a) 实验场景下环境地图
(a) Environmental map of the experimental scenario



(b) 实验场景下 LiDAR 点云效果
(b) LiDAR point cloud representation in the experimental scenario

图 7 实验场景下 Aruco-LOAM 建图效果

Fig. 7 Mapping result of Aruco-LOAM in the experimental scenario

图 8、9(a)所示为该系统与 LeGO-LOAM 在整个路径上的轨迹对比。实线为参考轨迹,短虚线为 Aruco-LOAM 估计结果,长虚线为 LeGO-LOAM 的估计结果。在拐角及闭环区域,LeGO-LOAM 轨迹存在漂移,而 Aruco-LOAM 轨迹与参考轨迹高度一致,定位漂移显著减小。实验中,系统通过视觉约束在检测到标记后自动进行全局位姿校正,使轨迹在多次回环后仍保持较高一致性。图 9(b)所示为参考轨迹示意图。

为针对仓储场景中行人穿行与设备移动带来的动态干扰,本研究通过物理模拟实验复现了视觉观测链中的视线丢失与运动模糊现象。如图 10 所示,在 20~40 s 的模拟动态干扰区间,视觉约束失效导致定位误差由 0.25 m 微升至 0.45 m,但得益于因子图架构自动退化为 LiDAR

主数据集。

为了构建用于误差评价的独立参考轨迹,本研究额外录制了一条“参考数据集”。该数据集由一台配备高精度轮式里程计的小车采集,该小车轮径在本次实验的短距离、低速条件下精度足够高。在实验前将小车置于与无人叉车一致的起始位置,并保持相同初始朝向,随后通过遥控方式使其沿同一条路径平稳行驶,记录其里程计数据。轮式里程计在短时间区间内具有较高精度,其积分结果可真实反映车辆在场景中的运动趋势。为确保参考轨迹与 SLAM 全局坐标系的对应关系,本研究使用基于最小二乘的刚体配准方法将小车轮径计轨迹对齐至 SLAM 输出的坐标系。至此,叉车 SLAM 数据集与独立参考轨迹实现统一映射,为后续轨迹误差分析与算法性能评估提供可靠基础。

3 实验结果与分析

为了验证所提出融合方法的有效性,本研究在实验场景中开展对比实验,将融合视觉约束的系统与未引入视觉约束的 LeGO-LOAM 进行对比评估。

3.1 地图构建及性能分析

图 7 所示为该场景中的 LiDAR 点云重建结果,包括室内区域、狭长走廊结构。图 7 中右上角及左侧均为货架区域,下部为光线不足且低特征的长廊。

里程计推算模式,系统轨迹始终保持收敛。LiDAR 的短时高频约束与视觉的长时全局纠偏在时空上形成互补,确保了系统在人机混杂的动态作业环境中即便遭遇动态干扰也能实现鲁棒定位。

如图 11 所示,针对大规模仓储场景,本实验的单次闭环路径约为 40 m。但在多次闭环过程中,定位误差始终在 0.2~0.4 m 区间内震荡,并未随圈数增加而发散,只要保持相同的标记部署策略,其定位误差理论上将保持在同等水平,不会随距离延长而恶化。

3.2 定量误差分析

为了验证 1.3 节所述误差传播模型的有效性并量化视觉约束在实际作业环境中的精度水平,排除运动模糊及时间同步误差的干扰,准确评估视觉传感器的固有测量噪声,本研究

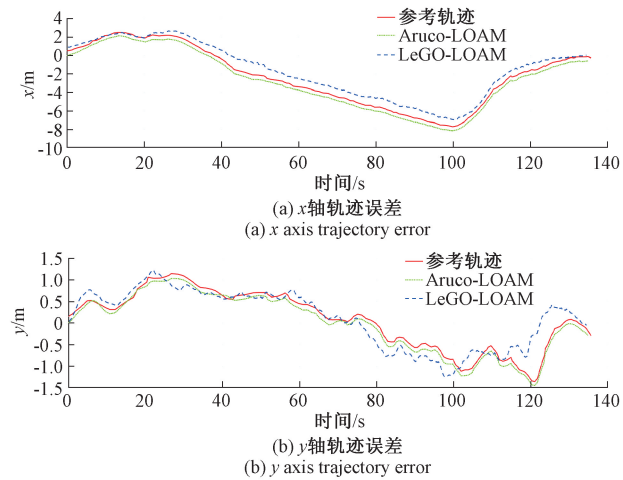


图 8 实验场景下 Aruco-LOAM 与 LeGO-LOAM 轨迹对比
Fig. 8 Trajectory comparison between Aruco-LOAM and LeGO-LOAM in the experimental scenario

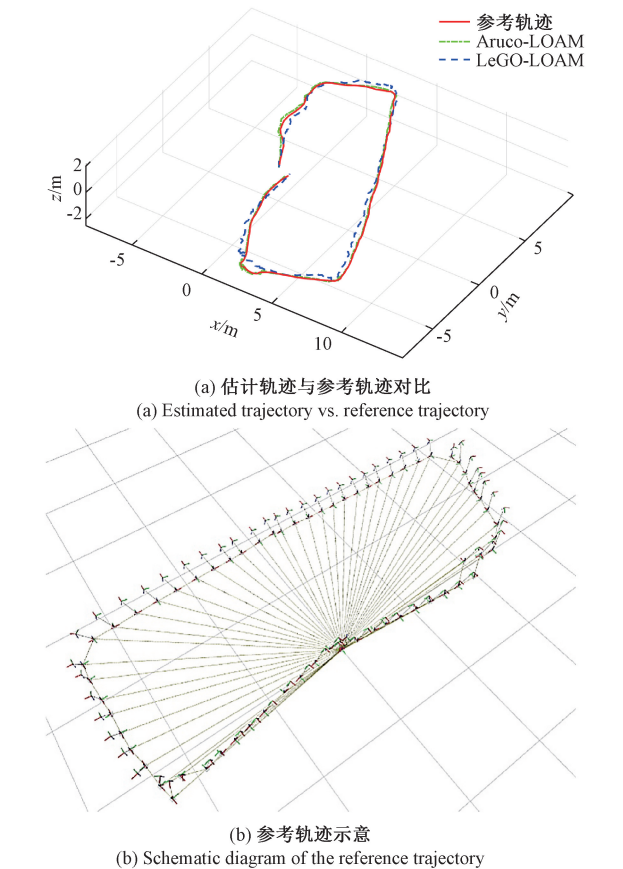


图 9 实验场景下轨迹误差对比及轨迹示意
Fig. 9 Trajectory error comparison with schematic diagram in the experimental scenario

在叉车处于静止且标记位于相机视野中心的条件下,进行了 100 组连续采样实验。实验统计了 PnP 解算输出的位姿在纵向位姿(x)、横向位姿(y)及航向角(θ)方向的波动情况。

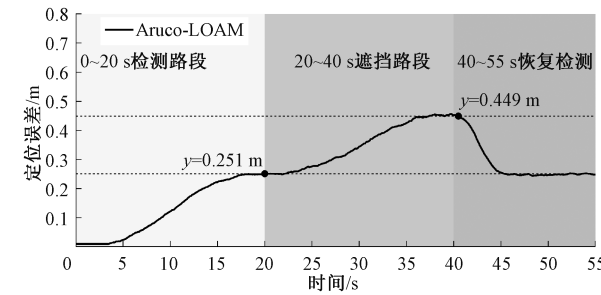


图 10 动态干扰场景下的定位误差响应曲线
Fig. 10 Localization error response curves under dynamic disturbances

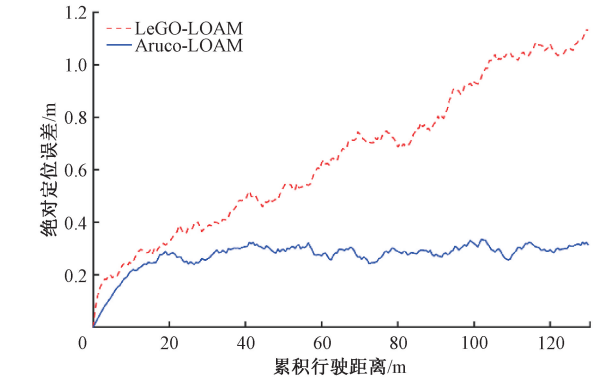


图 11 轨迹误差对比趋势
Fig. 11 Comparative trends of trajectory errors

由表 1 可知,在标准仓储照明环境下,Aruco 标记的视觉解算表现出极高的短时稳定性。尽管存在像素级噪声,但其经 PnP 解算后的平移误差标准差较小, θ 抖动控制在 0.05° 以内。量化结果表明,视觉观测误差服从零均值的高斯分布且不随时间累积。

表 1 视觉解算位姿误差统计结果			
Table 1 Statistical results of visual pose estimation errors (m)			
评估指标	均值误差	标准差	最大偏差
x	0.012	0.005	0.021
y	0.015	0.007	0.026
θ	0.045	0.021	0.082

由表 2 可知,在室内仓储区域的完整测试路径中,本文提出的系统在所有误差指标上均显著优于 LeGO-LOAM 基线方法。具体而言,其定位轨迹的 RMSE 从 0.635 1 m 降至 0.272 8 m,降幅达 57.0%,误差方差降低了 81.6%,同时相对位姿误差(relative pose error, RPE)降低了 55.7%。系统整体运行频率稳定,可满足无人叉车在仓储环境下实时导航的要求。总体来看,所提出的融合方法在长距离、跨区域、部分标记缺失等场景中均表现出良好的抗漂移能力与工程可用性。

表 2 测试场景下的轨迹误差对比

Table 2 Comparison of trajectory errors in the test scenario

算法	最大误差/m	最小误差/m	RMSE/m	方差/m ²	平移 RPE/m
Aruco-LOAM	0.386 4	0.218 1	0.272 8	0.074 4	0.052 3
LeGO-LOAM	0.927 3	0.244 9	0.635 1	0.403 4	0.118 0

4 结 论

本文针对基于 LiDAR 的 SLAM 系统在长期运行中易产生累计漂移的问题,提出了一种融合视觉约束的多传感器融合优化框架。该方法以 LeGO-LOAM 为基础,在后端因子图优化中引入由地面标记提供的稀疏但可靠的全局位姿锚点,实现了 LiDAR、IMU 与视觉标记之间的统一建模与协同求解,有效抑制了弱特征区域下的误差积累,并且系统在识别率大幅降低的情况下仍然具有良好的鲁棒性。

需要指出的是,本方法仍依赖人工布置的平面标记,在大规模或多层仓储环境中可能带来额外的部署与维护成本。未来的研究将继续探索在光照变化、强反射及运动模糊条件下更鲁棒的标记检测机制,并将语义特征、结构先验等高层信息加入优化框架,以增强系统在特征稀疏或动态场景中的可观测性与环境理解能力。随着多传感器协同和边缘计算的发展,该系统有望扩展至更大规模的智能仓储及自动化物流平台中,为无人系统的高精度感知与自主决策提供更加坚实的基础。

参考文献

[1] Yuan Y L, Li F, Liu X H, et al. Balancing efficiency and accuracy: Enhanced visual simultaneous localization and mapping incorporating principal direction features [J]. Applied Sciences, 2024, 14(19): 9124.

[2] 程军,毛伟,汪步云,等. 基于改进 DLO 算法的无人叉车同时定位与建图[J]. 电子测量技术, 2025, 48(8): 88-98.

Cheng Jun, Mao Wei, Wang Buyun, et al. Simultaneous localization and mapping of unmanned forklifts based on improved DLO algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(8): 88-98.

[3] 余联想,郑明魁,欧文君,等. 多传感器融合的移动机器人室外激光 SLAM 算法优化与系统实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 48-55.

Yu Lianxiang, Zheng Mingkui, Ou Wenjun, et al. Optimization and system implement of outdoor lidar SLAM algorithm for mobile robots based on multi-sensor fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 48-55.

[4] Fraifer M A, Coleman J, Maguire J, et al.

Autonomous forklifts: State of the art—exploring perception, scanning technologies and functional systems—a comprehensive review [J]. Electronics, 2025, 14(1): 153.

[5] Gao Y H, Zhao L. VE-LIOM: A versatile and efficient LiDAR-inertial odometry and mapping system[J]. Remote Sensing, 2024, 16(15): 2772.

[6] Liu X, Wen S H, Jiang Z M, et al. A multisensor fusion with automatic vision-LiDAR calibration based on factor graph joint optimization for SLAM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 9513809.

[7] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.

[8] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 15-22.

[9] Huang X T, Chen X B, Zhang N, et al. ADM-SLAM: Accurate and fast dynamic visual SLAM with adaptive feature point extraction, Deeplabv3pro, and multi-view geometry [J]. Sensors, 2024, 24(11): 3578.

[10] Tourani A, Bavle H, Sanchez-Lopez J L, et al. Visual SLAM: What are the current trends and what to expect[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9297.

[11] Campos C, Elvira R, Rodriguez J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multi-map SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.

[12] Zhang Ji, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]//Robotics: Science and Systems Conference, 2014: 1-9.

[13] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 1271-1278.

[14] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//IEEE International Conference on

- Intelligent Robots and Systems, 2018: 4758-4765.
- [15] Dwijotomo A, Abdul Rahman M A, Mohammed Ariff M H, et al. Cartographer SLAM method for optimization with an adaptive multi-distance scan scheduler[J]. Applied Sciences, 2020, 10(1): 347.
- [16] 郑川川, 柯福阳, 汤琴琴. 基于图优化的激光惯导紧耦合 SLAM 研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1):35-42.
- Zheng Chuanchuan, Ke Fuyang, Tang Qinqin. Tightly coupled SLAM for laser inertial navigation based on graph optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1):35-42.
- [17] 邱佳月, 赖际舟, 方玮, 等. 一种基于动态剔除和场景匹配的 Robust SLAM 方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 249-257.
- Qiu Jiayue, Lai Jizhou, Fang Wei, et al. A Robust SLAM method based on eliminating dynamic points and matching scenes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 249-257.
- [18] Zhang J M, Chen S, Xue Q Y, et al. LeGO-LOAM-FN: An improved simultaneous localization and mapping method fusing LeGO-LOAM, Faster_GICP and NDT in complex orchard environments [J]. Sensors, 2024, 24(2): 551.
- [19] Liu Z B, Li Z K, Liu A, et al. LVI-fusion: A robust lidar-visual-inertial SLAM scheme [J]. Remote Sensing, 2024, 16(9): 1524.
- [20] Wang Y, Ye Y Y, Zhong W, et al. Micro-platform verification for LiDAR SLAM-based navigation of mecanum-wheeled robot in warehouse environment[J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(10): 571.
- [21] 黄超, 黄予昕, 杨泽彬, 等. VIG-SLAM: 基于自适应多传感器融合的 SLAM 算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 67-74.
- Huang Chao, Huang Yuxin, Yang Zebin, et al. VIG-SLAM: Adaptive multi-sensor fusion-based SLAM algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 67-74.
- [22] Garrido-Jurado S, Muñoz-Salinas R, Madrid-Cuevas F J, et al. Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(6): 2280-2292.
- [23] Romero-Ramirez F J, Muñoz-Salinas R, Medina-Carnicer R. Speeded up detection of squared fiducial markers[J]. Image and Vision Computing, 2018, 76: 38-47.
- [24] Kim D, Bong J H, Jeong S K. Enhancing pose estimation using multiple graphical markers with spatial and temporal outlier detection [J]. Applied Sciences, 2024, 14(23): 10225.

作者简介

肖俊杰, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人导航与控制。

E-mail: 1282013223@qq.com

王冠凌, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为检测与自动化装置。

E-mail: 13675532712@163.com

程军(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为机器视觉与导航。

E-mail: chengjun@ahpu.edu.cn

汪步云, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为人机交互与智能机器人控制。

E-mail: ayun@ahpu.edu.cn

许德章, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器人感知。

E-mail: xdz@ahpu.edu.cn